

ANALISIS SUPPORT VECTOR MACHINE PADA PREDIKSI PRODUKSI KOMODITI PADI

¹⁾Atik Nurmasani, ²⁾Ema Utami, ³⁾Hanif Al Fatta

¹Alumni MTI STMIK AMIKOM Yogyakarta

^{2,3}Staf Pengajar MTI STMIK AMIKOM Yogyakarta

Jalan Ring Road, Condong Catur, Depok, Sleman. Telp. : 0274-884201

E-Mail : ¹a.nurmasani@gmail.com, ²emma@nrar.net, ³hanif.a@amikom.ac.id

ABSTRACT

Analysis of Support Vector Machine (SVM) implemented on prediction of production rice commodity that can help the management of rice production in Indonesia. Prediction is done with Matlab R2016A especially function of SVM Regression. The prediction results were evaluated by performance criteria such as Root Mean Squared Error (RMSE), R-Squared and Adjusted R-Squared, and also curve fitting. SVM parameters determined automatically after processing is completed. Predictions done annually, conducted from 2006 to 2015. The results of those predictions determined the value of performance to get the value of the correspondence between the predicted value and the actual value and the best prediction is illustrated by curve fitting. It also conducted comparison performance of predictions per year to determine which ones produce the best fit. Results of prediction rice commodity with SVM method showed that the best fit is prediction in 2007 with RMSE value of 1.20E+06, R-Square of 0.794 or 79.4%, Adjusted R-Square of 0.788 or 78.8%, as well as curve fitting shows the level distribution predictions are optimal for the year.

Keyword: SVM, regression, prediction

PENDAHULUAN

Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik (BPS), dalam publikasi mengenai Konsumsi Kalori dan Protein Penduduk Indonesia dan Provinsi Berdasarkan Susenas September 2015, beras/beras ketan masih menjadi sumber kalori utama dibandingkan bahan makanan sumber karbohidrat lainnya. Analisis SVM diterapkan pada produksi komoditi padi nasional yang tersebar di 34 provinsi seluruh Indonesia. Prediksi dilakukan pada data historis komoditi padi untuk mengetahui prediksi produksi komoditi padi dari masing-masing provinsi penghasil padi potensial.

SVM memiliki kelebihan dalam memecahkan masalah prediksi dengan akurat dibandingkan dengan metode prediksi Naive Bayes (Vijayarani & Dhayanand, 2015), lebih baik dibandingkan dengan tiga metode data mining yang populer (ARIMAX, Decision Tree, & Artificial Neural Network) (Fu, *et al*, 2015). Pada masalah prediksi lain, hasil algoritma SVM juga dapat akurat meskipun pada data skala kecil (Sangodiah, *et al*, 2015). Pada prediksi dengan data historis, SVM-PSO mampu menghasilkan prediksi akurat dan konsisten pada prediksi konsumsi daya listrik (Nadtoka & Balasim, 2015) dan prediksi inflasi (Tang & Zhou, 2015).

ISSN 2527-5240

Prediksi produksi komoditi padi pada penelitian ini diharapkan dapat membantu pengelolaan produksi padi nasional. Sehingga pemenuhan kebutuhan beras nasional sebagai sumber kalori utama dapat dikelola dengan baik. Serta dapat membantu dalam merumuskan kebijakan terkait dengan kebutuhan pangan.

TINJAUAN PUSTAKA

Xiaoxu Yu & Haisen Ji (2015) melakukan penelitian prediksi daya listrik untuk perencanaan daya listrik di masa mendatang berdasarkan daya listrik 24 jam. Data yang digunakan merupakan data daya listrik historis. Prediksi dilakukan dengan membandingkan PSO-SVM dan BP *Neural Network* dan pemakaian kernel RBF pada metode SVM. Hasilnya PSO-SVM lebih baik daripada BP *Neural Network* dan menghasilkan prospek yang bagus dalam sistem penjadwalan dan distribusi listrik (Yu & Ji, 2015).

Yang, M., *et al* (2016) melakukan penelitian prediksi waktu kedatangan bus agar dapat memberikan manfaat optimal baik bagi penumpang maupun bagi petugas angkutan umum. Menggunakan metode GA-SVM untuk melakukan prediksi pada empat macam kondisi. Input yang digunakan untuk memprediksi adalah jadwal, panjang jalan,

cuaca, kecepatan bus, dan tingkat penggunaan jalan. Hasilnya menunjukkan bahwa metode GS-SVM lebih baik dalam prediksi waktu kedatangan bus dibandingkan metode Neural Network dan SVM tradisional (Yang, M., *et al.*, 2016).

Junyoung Heo & Jin Yong Yang (2016) melakukan penelitian prediksi harga saham berdasarkan laporan keuangan untuk mengamati perubahan pola harga saham. Proses prediksi dilakukan sebanyak 10 kali untuk mendapatkan rata-rata keakuratan dari 2913 data. Kombinasi prediksi dilakukan berdasarkan tiga data keuangan yaitu *Earning Per Share* (EPS), *Book-value Per Share* (BPS), dan *Net Profit Growth Rate* (NPGR) dengan *kernel* RBF metode SVM serta dibandingkan dengan prediksi ahli. Hasil prediksi SVM menunjukkan prediktabilitas lebih unggul dibandingkan dengan prediksi ahli. Prediksi satu bulan setelah pelaporan informasi keuangan lebih tinggi dibandingkan dengan prediksi dua bulan setelah pelaporan (Heo & Yang, 2016).

Penelitian ini berfokus pada prediksi data historis komoditi padi dengan metode SVM. Pada proses pengolahan, mengadopsi penerapan metode SVM regresi pada penelitian-penelitian sebelumnya.

LANDASAN TEORI

Support Vector Machine

SVM merepresentasikan teknik yang kuat untuk klasifikasi umum, regresi, dan deteksi tepi dengan merepresentasikan model intuitif. SVM dikembangkan oleh Cortes dan Vapnik (1995) untuk klasifikasi biner. Pendekatan SVM terdiri dari *Nonlinearity*, *Problem Solution*, *v-Classification*, *One Class Classification*, *Multi Class Classification*, *e-Regression*, dan *v-Regression* (Meyer & Wien, 2015).

SVM memiliki dua fungsi untuk prediksi yaitu mampu mengatasi masalah yang bersifat linear dan nonlinear. Pendekatan kernel yang dikembangkan pada SVM juga dapat digunakan untuk mengatasi jumlah kelas yang beragam dan banyak (Kacprzyk & Pedrycz, 2015). Pada dokumentasi Matlab, SVM untuk prediksi disebut dengan SVM *Regression* terdiri dari fungsi linear dan nonlinear dengan *primal formula* dan *dual formula*. Metode SVM *Regression* disebut sebagai suatu teknik nonparametric karena bergantung pada fungsi kernel. Beberapa tipe

kernel yang digunakan dapat dijabarkan pada tabel 1 berikut :

Tabel 1. Tipe Kernel

Nama Kernel	Fungsi Kernel
Linear (dot)	$G(x_1, x_2) = x_1'x_2$
RBF	$G(x_1, x_2) = \exp(-\ x_1 - x_2\ ^2)$
Polynomial	$G(x_1, x_2) = (1 + x_1'x_2)^p$

Matriks Gram adalah matriks $n \times n$ yang mengandung unsur $g_{i,j} = G(x, z)$. Setiap elemen $g_{i,j}$ sama dengan nilai awal dari suatu prediktor dengan nilai peubah φ . Namun, tidak perlu mengetahui nilai φ , karena dapat menggunakan fungsi kernel untuk menghasilkan matriks Gram secara langsung. Dengan menggunakan metode ini, SVM nonlinier menemukan fungsi optimal $f(x)$ dalam perubahan ruang prediktor.

Rumus ganda untuk SVM regresi nonlinear menggantikan nilai awal prediktor $X^T Z$ dengan elemen yang sesuai dari matriks Gram ($g_{i,j}$). SVM regresi nonlinier menemukan koefisien yang meminimalkan seperti pada persamaan 1 :

$$L(\alpha) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (\alpha_i - \alpha_j^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) G(x_i, x_j) + \varepsilon \sum_{i=1}^N (\alpha_i + \alpha_i^*) - \sum_{i=1}^N y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) \quad (1)$$

Dimana :

$$\sum_{n=1}^N (\alpha_n - \alpha_n^*) = 0 \quad (2)$$

$$\forall n: 0 \leq \alpha_n \leq C \quad (3)$$

$$\forall n: 0 \leq \alpha_n^* \leq C \quad (4)$$

Kondisi Karush-Kuhn-Tucker (KKT) harus memenuhi kondisi sebagai berikut :

$$\forall n: \alpha_n (\varepsilon + \xi_n - y_n + f(x_n)) = 0 \quad (5)$$

$$\forall n: \alpha_n (\varepsilon + \xi_n + y_n - f(x_n)) = 0 \quad (6)$$

$$\forall n: \xi_n (C - \alpha_n) = 0 \quad (7)$$

$$\forall n: \xi_n^* (C - \alpha_n^*) = 0 \quad (8)$$

Kondisi tersebut menunjukkan bahwa epsilon memiliki fungsi pengganda Lagrange $\alpha_n = 0$

dan $\alpha_n^* = 0$. Pengganda Lagrange bukan nol disebut dukungan vector atau *support vector*. Fungsi yang digunakan untuk memprediksi nilai baru pada *support vector* seperti persamaan 9 berikut :

$$f(x) = \sum_{n=1}^N (\alpha_n - \alpha_n^*) G(x_n, x) + b \quad (9)$$

Kriteria Kinerja

Kriteria kinerja yang digunakan untuk mengevaluasi hasil prediksi menggunakan tiga kriteria berdasarkan dokumentasi matlab mengenai *Evaluating Goodness of Fit* yaitu :

a. R-Square

Mengukur seberapa berhasilnya kesesuaian dalam menjelaskan variasi data. R-square adalah kuadrat dari korelasi antara nilai variable respon dan nilai prediksi. Disebut juga korelasi koefisien kuadrat ganda dan determinasi koefisien ganda. R-square didefinisikan sebagai rasio dari jumlah kuadrat regresi (*Sum of Squares of the Regression / SSR*) dan total jumlah kuadrat (*Total Sum of Squares / SST*). SSR dapat didefinisikan seperti persamaan 10 :

$$SSR = \sum_{i=1}^n W_i (\hat{y}_i - \bar{y})^2 \quad (10)$$

SST juga disebut jumlah kuadrat dari rata-rata yang dapat didefinisikan pada persamaan 11 :

$$SST = \sum_{i=1}^n W_i (y_i - \bar{y})^2 \quad (11)$$

Dimana $SST = SSR + SSE$, sehingga R-square dapat dirumuskan pada persamaan 12:

$$R - square = \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{SSE}{SST} \quad (12)$$

Nilai R-square antara 0 dan 1, nilai yang mendekati 1 menunjukkan bahwa proporsi yang lebih besar dari varian dicatat oleh model. Contohnya, nilai R-square 0,8234 berarti bahwa kesesuaian sebesar 82,34% dari rata-rata total variasi pada data.

b. Adjusted R-Square

Mengukur nilai menggunakan R-square yang disesuaikan berdasarkan pada derajat residual bebas. Derajat residual bebas didefinisikan sebagai jumlah nilai variabel respon n dikurangi jumlah koefisien yang disesuaikan m diprediksi dari nilai variabel respon.

$$v = n - m$$

v menunjukkan jumlah bagian informasi yang independen melibatkan n titik data

yang diperlukan untuk menghitung jumlah kuadrat.

Adjusted R-square dapat dirumuskan pada persamaan 13 :

$$adjusted R - square = 1 - \frac{SSE (n-1)}{SST (v)} \quad (13)$$

Nilai *adjusted R-square* (9) dari atau sama dengan 1, nilai yang mendekati 1 menunjukkan kesesuaian yang lebih baik. Nilai negatif dapat terjadi ketika model mengandung kondisi yang tidak dapat membantu untuk memprediksi suatu nilai.

c. Root Mean Squared Error (RMSE)

Mengukur nilai kesesuaian standar error dan standar error regresi. Digunakan untuk memperkirakan standar deviasi dari komponen acak dalam data, didefinisikan pada persamaan 14 :

$$RMSE = s = \sqrt{MSE} \quad (14)$$

Nilai RMSE yang semakin kecil menunjukkan bahwa data prediksi semakin semakin akurat dibandingkan dengan data pengamatan.

METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini, dilakukan beberapa aktivitas pendukung penelitian dan aktivitas utama penelitian. Aktivitas pendukung penelitian terdiri dari pengumpulan data dan jurnal maupun publikasi yang berkaitan dengan topik penelitian serta menentukan metode analisis data setelah data terkumpul. Sedangkan aktivitas penelitian utama terdiri dari mengolah data sesuai metode analisis yang ditentukan, mengevaluasi hasil analisis, dan menjabarkan hasil analisis serta membuat laporan atas penelitian.

Tahap pertama dalam penelitian ini dilakukan dengan pengumpulan data produksi padi nasional tahun 2005-2015 dari publikasi bps.go.id dalam bentuk file Microsoft Excel. Tahap kedua dilakukan pemilahan data testing dan data training dalam format Microsoft Excel.

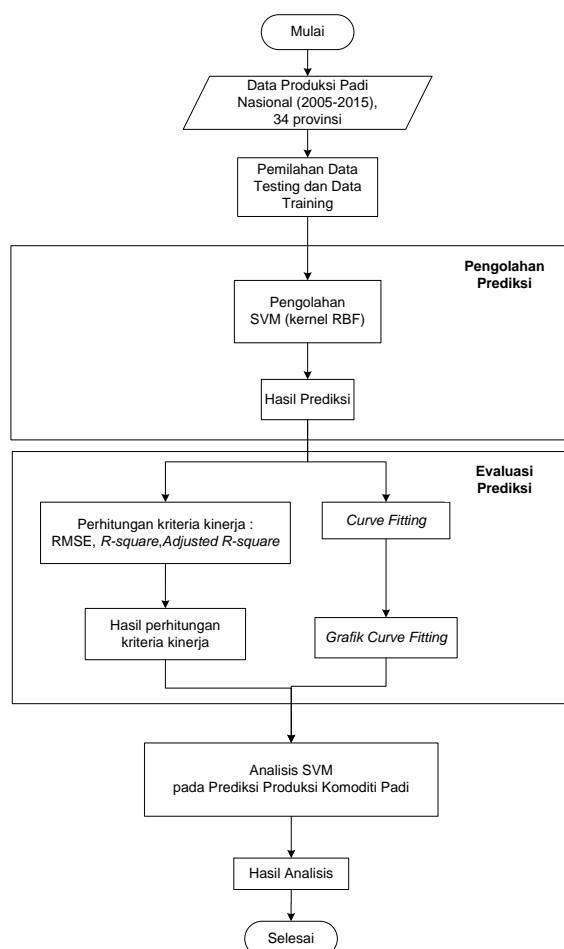
Tahap ketiga dilakukan proses pengolahan prediksi SVM dengan menggunakan kernel RBF. Parameter ditentukan secara *auto* setelah melewati proses pengolahan. *Output* prediksi divisualisasikan dalam bentuk tabel.

Tahap keempat dilakukan proses evaluasi hasil prediksi dengan kriteria kinerja RMSE, *R-square*, dan *Adjusted R-Square* dan

curve fitting. Dengan visualisasi *output* evaluasi dalam bentuk tabel kriteria kinerja dan grafik *curve fitting*.

Tahap kelima dilakukan proses analisis SVM pada prediksi produksi komoditi padi berdasarkan output pengolahan prediksi, output evaluasi kriteria kinerja, dan grafik *curve fitting* sehingga dapat diperoleh hasil analisis yang mampu menjawab rumusan masalah.

Alur penelitian pada penelitian ini dapat digambarkan pada gambar 1 berikut :



Gambar 1. Metodologi Penelitian

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dataset

Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah data produksi komoditi padi nasional dari tahun 2005 hingga tahun 2010. Data dapat diakses pada laman bps.go.id/site/pilihdata untuk kategori tanaman pangan jenis padi.

Pengolahan Prediksi Metode SVM

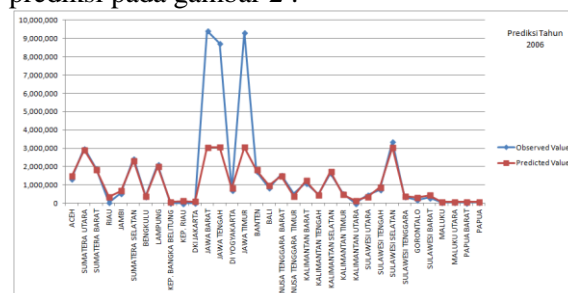
Pengolahan prediksi produksi komoditi padi dilakukan menggunakan

komputer personal Intel Celeron, RAM 4 GB, HDD 500GB, sistem operasi Windows 10 dan Matlab R.2016A.

Langkah-langkah pengolahan prediksi metode SVM dapat dijabarkan sebagai berikut :

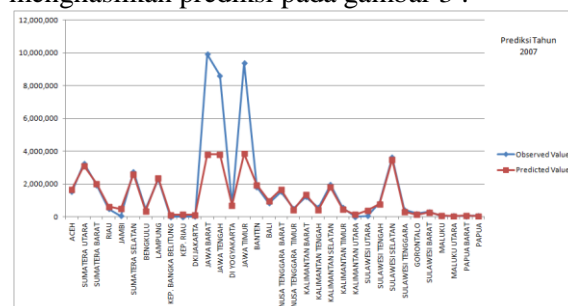
1. Import data dengan matlab *import tools* dalam bentuk data vektor.
2. Melakukan pelatihan data dengan metode SVM Regression (kernel RBF) untuk mendapatkan nilai prediksi.
3. Menghitung nilai RMSE, *R-square*, dan *Adjusted R-square* dari nilai prediksi untuk menghasilkan nilai kesesuaian prediksi.
4. Membuat grafik *Curve Fitting* untuk mendukung hasil nilai kesesuaian prediksi

Pengolahan prediksi tahun 2006 dengan data prediktor X = produksi_05, data respon Y = produksi_06, menghasilkan prediksi pada gambar 2 :



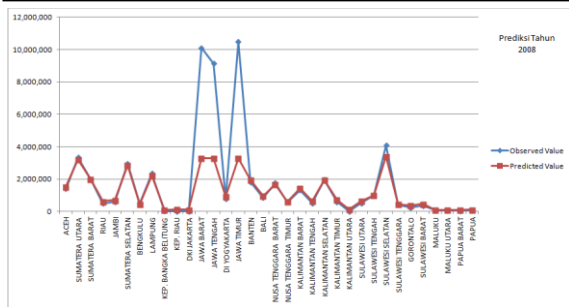
Gambar 2. Prediksi Tahun 2006

Pengolahan prediksi tahun 2007 dengan data prediktor X = [produksi_06, produksi_05], data respon Y = produksi_07, menghasilkan prediksi pada gambar 3 :

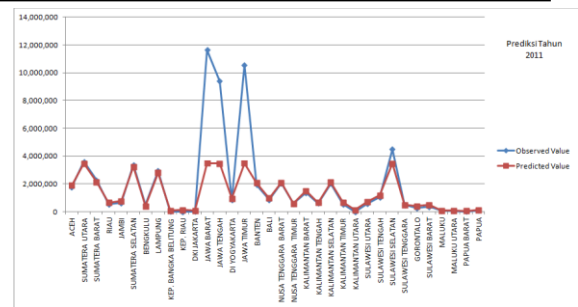


Gambar 3. Prediksi Tahun 2007

Pengolahan prediksi tahun 2008 dengan data prediktor X = [produksi_07, produksi_06, produksi_05], data respon Y = produksi_08, menghasilkan prediksi pada gambar 4 :

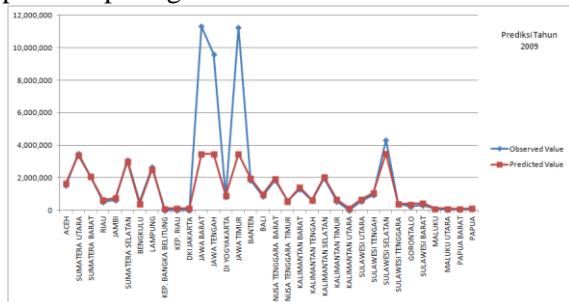


Gambar 4. Prediksi Tahun 2008



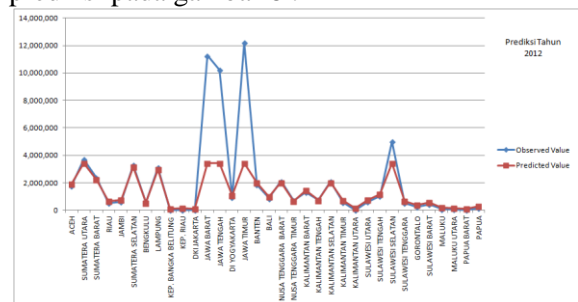
Gambar 7. Prediksi Tahun 2011

Pengolahan prediksi tahun 2009 dengan data prediktor $X = [\text{produksi}_{08}, \text{produksi}_{07}, \text{produksi}_{06}, \text{produksi}_{05}]$, data respon $Y = \text{produksi}_{09}$, menghasilkan prediksi pada gambar 5 :



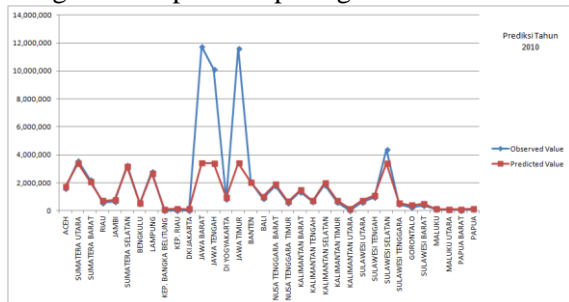
Gambar 5. Prediksi Tahun 2009

Pengolahan prediksi tahun 2012 dengan data prediktor $X = [\text{produksi}_{11}, \text{produksi}_{10}, \text{produksi}_{09}, \text{produksi}_{08}, \text{produksi}_{07}, \text{produksi}_{06}, \text{produksi}_{05}]$, data respon $Y = \text{produksi}_{12}$, menghasilkan prediksi pada gambar 8 :



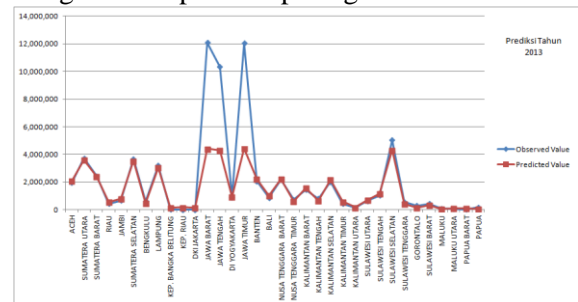
Gambar 8. Preiksi Tahun 2012

Pengolahan prediksi tahun 2010 dengan data prediktor $X = [\text{produksi}_{09}, \text{produksi}_{08}, \text{produksi}_{07}, \text{produksi}_{06}, \text{produksi}_{05}]$, data respon $Y = \text{produksi}_{10}$, menghasilkan prediksi pada gambar 6 :



Gambar 6. Prediksi Tahun 2010

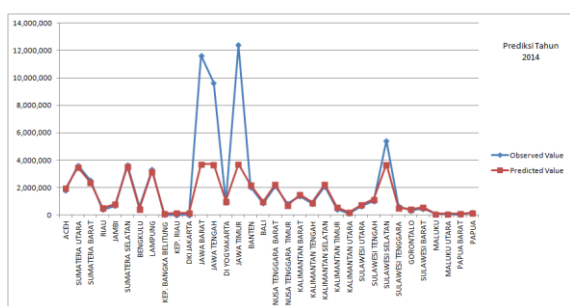
Pengolahan prediksi tahun 2013 dengan data prediktor $X = [\text{produksi}_{12}, \text{produksi}_{11}, \text{produksi}_{10}, \text{produksi}_{09}, \text{produksi}_{08}, \text{produksi}_{07}, \text{produksi}_{06}, \text{produksi}_{05}]$, data respon $Y = \text{produksi}_{13}$, menghasilkan prediksi pada gambar 9 :



Gambar 9. Prediksi Tahun 2013

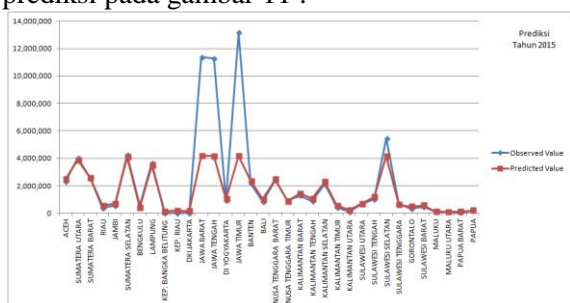
Pengolahan prediksi tahun 2011 dengan data prediktor $X = [\text{produksi}_{10}, \text{produksi}_{09}, \text{produksi}_{08}, \text{produksi}_{07}, \text{produksi}_{06}, \text{produksi}_{05}]$, data respon $Y = \text{produksi}_{11}$, menghasilkan prediksi pada gambar 7 :

Pengolahan prediksi tahun 2014 dengan data prediktor $X = [\text{produksi}_{13}, \text{produksi}_{12}, \text{produksi}_{11}, \text{produksi}_{10}, \text{produksi}_{09}, \text{produksi}_{08}, \text{produksi}_{07}, \text{produksi}_{06}, \text{produksi}_{05}]$, data respon $Y = \text{produksi}_{14}$, menghasilkan prediksi pada gambar 10 :



Gambar 10. Prediksi Tahun 2014

Pengolahan prediksi tahun 2015 dengan data prediktor $X = [\text{produksi}_{14}, \text{produksi}_{13}, \text{produksi}_{12}, \text{produksi}_{11}, \text{produksi}_{10}, \text{produksi}_{09}, \text{produksi}_{08}, \text{produksi}_{07}, \text{produksi}_{06}, \text{produksi}_{05}]$, data respon $Y = \text{produksi}_{15}$, menghasilkan prediksi pada gambar 11 :



Gambar 11. Prediksi Tahun 2015

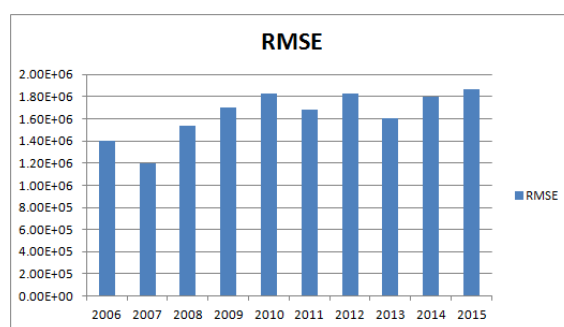
Evaluasi Kriteria Kinerja

Evaluasi kriteria kinerja dari prediksi per tahun dengan metode SVM dapat dijabarkan pada tabel 2 :

Tabel 2. Kriteria Kinerja Prediksi SVM

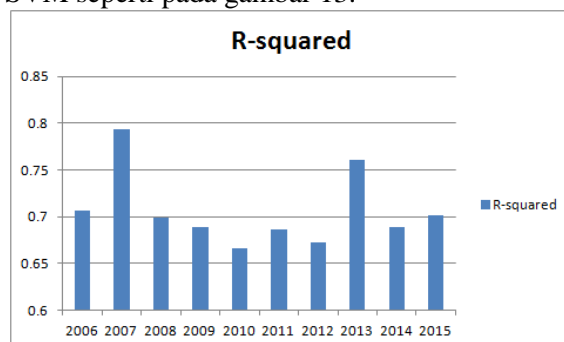
Tahun	RMSE	R-square	Adjusted R-square
2006	1.40E+06	0.707	0.698
2007	1.20E+06	0.794	0.788
2008	1.54E+06	0.699	0.689
2009	1.70E+06	0.689	0.679
2010	1.83E+06	0.666	0.656
2011	1.68E+06	0.686	0.677
2012	1.83E+06	0.672	0.662
2013	1.60E+06	0.761	0.753
2014	1.80E+06	0.689	0.68
2015	1.87E+06	0.702	0.693

Grafik perbedaan untuk nilai RMSE dari hasil prediksi metode SVM seperti pada gambar 12.

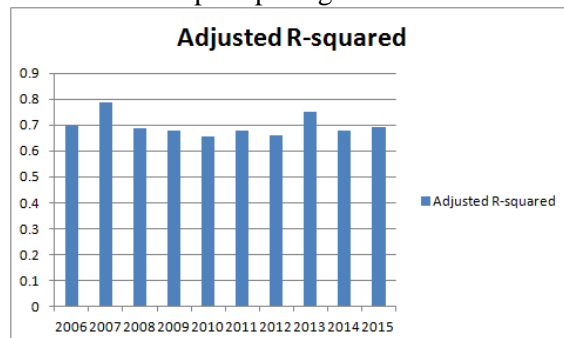


Gambar 12. Nilai RMSE SVM

Dibuat pula grafik perbedaan untuk nilai *R-square* dari hasil prediksi metode SVM seperti pada gambar 13.

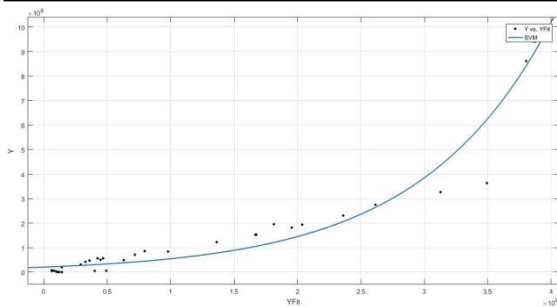
Gambar 13. Nilai *R-square* SVM

Sedangkan grafik perbedaan untuk nilai *Adjusted R-square* dari hasil prediksi metode SVM seperti pada gambar 14.

Gambar 14. Nilai *Adjusted R-square* SVM

Curve Fitting

Prediksi yang memiliki nilai kesesuaian terbaik yaitu prediksi tahun 2007. *Curve fitting* prediksi tahun 2007 dapat digambarkan pada gambar 15 :



Gambar 15. *Curve Fitting* Prediksi SVM Tahun 2007

Titik hitam pada *curve fitting* gambar 15 menunjukkan kumpulan data respon yaitu data produksi tahun 2007. Sedangkan garis biru menunjukkan data prediksi pada tahun 2007.

Analisis

Dari tabel 2, hasil evaluasi kriteria kinerja menunjukkan bahwa prediksi yang menghasilkan nilai kesesuaian terbaik adalah prediksi tahun 2007 dibandingkan dengan tahun lainnya, dengan rincian sebagai berikut :

- Nilai RMSE sebesar $1.20E+06$, menunjukkan bahwa kesesuaian prediksi pada tahun 2007 lebih akurat dibandingkan dengan prediksi pada tahun lainnya.
- Nilai *R-square* sebesar 0.794, menunjukkan bahwa kesesuaian model prediksi SVM pada tahun 2007 sebesar 79,4% dimana antara nilai prediksi dan nilai observasi menunjukkan hubungan yang kuat.
- Nilai *Adjusted R-square* sebesar 0.788, menunjukkan bahwa model prediksi SVM memiliki kesesuaian sebesar 78,8% antara nilai prediksi dan nilai observasi.
- Grafik *curve fitting* menunjukkan persebaran prediksi yang cukup optimal.

KESIMPULAN

Penelitian ini menggunakan metode SVM untuk memprediksi produksi komoditi padi pada 34 provinsi penghasil potensial padi dengan fungsi regresi. Berdasarkan hasil evaluasi kriteria kinerja menunjukkan bahwa prediksi yang menghasilkan nilai kesesuaian terbaik adalah prediksi tahun 2007 dengan nilai RMSE sebesar $1.20E+06$, nilai *R-square* sebesar 0.794 atau 79,4%, nilai *Adjusted R-square* sebesar 0.788 atau 78,8%, dan *curve fitting* menunjukkan persebaran prediksi yang cukup optimal.

DAFTAR PUSTAKA

- Fu, Yangyang, *et al*, 2015, Using support vector machine to predict next day electricity load of public buildings with sub-metering devices, *Procedia Engineering* 121 (Science Direct): 1016-1022.
- Heo, Junyoung, dan Jin Yong Yang, 2016, Stock Price Prediction Based on Financial Statements Using SVM, *International Journal of Hybrid Information Technology (IJHIT)* 9.2 : 57-66.
- Kacprzyk, Janusz dan Witold Pedrycz, 2015, *Springer Handbook of Computational Intelligence*, Springer Publishing Company, Incorporated.
- Kaytez, Fazil, *et al*, 2015, Forecasting electricity consumption: a comparison of regression analysis, neural networks and least squares support vector machines, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 67 (ELSEVIER): 431-438.
- Mayer, David & FH Technikum Wien, *Support Vector Machines, The Interface to libsvm in package e1071*, online pada <ftp://ftp.cse.yzu.edu.tw/CRAB/web/packages/e1071/vignettes/svmdoc.pdf>, diakses pada 03 April 2016.
- Sangodiah, Anbuselvan, *et al*, 2015, Minimizing Student Attrition In Higher Learning Institutions In Malaysia Using Support Vector Machine, *Journal of Theoretical and Applied Information Technology (JATIT)*, Volume 71, Issue 3.
- Tang, Yizhou, & Jiawen Zhou, 2015, The performance of PSO-SVM in inflation forecasting, 2015 12th International Conference on Service Systems and Service Management (ICSSSM) IEEE.
- Vijayarani, S., dan S. Dhayanand, 2015, Liver disease prediction using SVM and Naïve Bayes algorithms, *International Journal of Science Engineering and Technology Research (IJSETR)*, Volume 4, Issue 4.
- Yang, M., *et al*, 2016, Bus Arrival Time Prediction Using Support Vector Machine With Genetic Algorithm, *Neural Network World* 26.3 : 205.
- Yu, Xiaoxu, & Haisen Ji, 2015, A PSO-SVM-based 24 Hours Power Load Forecasting Model, *MATEC Web of Conferences*, EDP Sciences Vol. 25.

Anonim, Konsumsi Kalori dan Protein Penduduk Indonesia dan Provinsi Berdasarkan Hasil Susenas September 2015 rev, online pada https://www.bps.go.id/website/pdf_publicasi/Konsumsi-Kalori-dan-Protein-Penduduk-Indonesia-dan-Provinsi-Berdasarkan-Hasil-Susenas-September-2015_rev.pdf, diakses pada tanggal 22 Juni 2016

Anonim, Tabel Dinamis, online pada <https://www.bps.go.id/site/pilihdata>, diakses pada tanggal 20 Mei 2016

Anonim, *Understanding Support Vector Machine Regression – MATLAB & Simulink*, online pada <https://www.mathworks.com/help/stats/understanding-support-vector-machine-regression.html>, diakses pada tanggal 29 September 2016

Anonim, *Evaluating Goodness of Fit – MATLAB & Simulink*, online pada https://www.mathworks.com/help/curve_fit/evaluating-goodness-of-fit.html, diakses pada tanggal 29 September 2016